

文章编号 1004-924X(2018)02-0418-08

混沌振子识别轴承早期故障的极半径不变矩判据

李 扬^{1,2,*}, 傅 攀¹, 林志斌¹, 黄晓林²

(1. 西南交通大学 机械工程学院, 四川 成都 610031; 2. 中国地质科学院探矿工艺研究所, 四川 成都 610081)

摘要: 现有的基于混沌振子检测轴承故障的方法的关键步骤是混沌振子相态转变判别, 目前大多采用李雅普诺夫指数等特征值进行判断, 针对其计算过程复杂, 耗时间长的缺点, 基于图像识别技术, 提出了一种以极半径不变矩参数作为相态转变的识别方法。通过构造 Duffing 混沌振子, 分析了其相态转变与周期策动力的变化关系, 证明其用于轴承早期故障识别的可行性; 给出了极半径不变矩的定义, 并证明在混沌振子相图由混沌运动态向大尺度周期态转变的过程中, 随着周期摄动力不断增加, 极半径不变矩表现出单调递增的特性; 与 HU 氏不变矩及二维近似熵判别方法进行对比, 讨论了极半径不变矩的抗噪声干扰能力; 最终, 将该方法用于实际搭建的钻机动力头轴承早期故障诊断的试验中。试验结果表明: 极半径不变矩可以识别混沌振子相态过程转变, 最低检测信噪比达到 -36.99 dB, 且识别准确率也较另外两种方法提高了 $4\% \sim 7\%$ 。证明该方法可以用于轴承早期故障识别, 具有识别准确率高, 抗噪声干扰能力强, 计算简便的优点。

关键词: 早期故障识别; 混沌振子; 极半径不变矩

中图分类号: TH703 文献标识码: A doi: 10.3788/OPE.20182602.0418

Polar radius moment invariants criterion for identifying bearing early failure by chaotic oscillator

LI Yang^{1,2,*}, FU Pan¹, Lin Zhi-bin¹, HUANG Xiao-lin²

(1. College of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;
2. Chinese Academy Of Geological Sciences Institute Of Exploration Technology, Chengdu 610081, China)
* Corresponding author, E-mail: bogekanpu_10@163.com

Abstract: The existing methods for detecting bearing faults based on chaotic oscillators have been successfully applied. The key step of the method is to distinguish the phase transition of chaotic oscillators. Lyapunov exponents are usually used to judge the transformation, which is complicated and time-consuming. Starting with image recognition, an identification method based on polar radius invariant moment parameter for phase transformation was proposed. The Duffing chaotic oscillator was constructed, and the relationship between the phase transition and the cyclic dynamic force was analyzed, and the feasibility of the early fault identification for the bearing by chaotic oscillators was proved. Then, the definition of polar radius invariant moment was given, and it was proved that the value of performance was monotonically increasing in the process of chaotic oscillator phase transition

收稿日期: 2017-05-17; 修订日期: 2017-07-06.

基金项目: 国家重大科学仪器设备开发专项基金资助项目 (No. 2013YQ050791); 中国地质调查局地质调查项目资助项目 (No. 121201019000150003)

from chaos to large-scale periodic state with the periodic perturbation increasing. The anti noise capability of polar radius invariant moments was discussed and compared with the HU's invariant moments and the two-dimensional approximate entropy method. Finally, the method was applied to the test of the early fault diagnosis in the power head bearing of drilling machine. The experimental results show that the polar radius invariant moment could identify the phase transition of chaotic oscillator, and the minimum detection signal-to-noise ratio was -36.99 dB, and the accuracy of recognition was improved by $4\% - 7\%$ comparing with the other two methods. The method proposed can be used in early identification of bearing faults and has the advantages of high recognition accuracy, strong noise immunity and simple calculation.

Key words: early fault diagnosis; chaotic oscillator; polar radius invariant moment

1 引言

轴承早期故障存在绝对小与相对小两个特征。绝对小:故障本来就是由小及大,由不明显向明显发展的,这是事物本身的发展规律。因此机械设备发生故障的早期,某些特征信号如声发射、振动等,其幅值本身就确实较小;相对小:由于测量条件的限制,如环境噪声,系统工作噪声、数据采集系统噪声、传输噪声等,导致信号的信噪比极低。为了实现强噪声背景下的微弱信号检测,传统的检测方法多采用降噪消噪的方法抑制噪声,如高阶谱分析,小波降噪分析等,但势必会对有用信号产生一定影响,从而造成诊断精度不高甚至误检、漏检。

近年来,混沌理论的应用已进入机械、化工、医学、通信等各种领域。特别是混沌控制理论研究发展非常迅速,由此产生了基于混沌振子的弱信号检测方法^[1-2]。滚动轴承的早期故障信号具有一定的正弦特性,可以利用混沌振子进行故障特征频率的检测,通过计算混沌振子相图状态的转变判断故障模式。利用混沌振子的微弱信号检测方法可以无视噪声的影响,专注于微弱信号的检测^[3]。国内外已有利用混沌振子成功检测轴承早期故障的相关案例^[4-7]。

混沌振子能否成功进行微弱信号的检测关键在于能否识别出混沌振子相图从混沌运动状态到大尺度周期状态的转变。识别这种转变的方法主要有:(1)直观方法,包括时间历程法、相轨道图法、频闪法、Poincare 截面法、功率谱图法;(2)定量方法,即通过计算混沌运动的某个特征量,例如

Lyapunov 指数,分维数、Kolmogorov 熵等。第一类方法由于易受判别人员主观因素影响,判别结果不精确;而第二类方法都存在计算复杂的特点,且由于害怕误判,常常会延长仿真时间,通过长时间的观察 Lyapunov 指数谱,才可以进行最终地判定。一些学者转而直接对混沌振子相图进行图像识别,提出了采用二维近似熵、HU 氏不变矩的方法进行相态转变识别,也取得了不错的效果。在此基础上,本文提出了一种基于极半径不变矩的识别方法,能够简便快捷而且准确地识别混沌振子相图转变过程。

2 混沌振子检测原理

2.1 Duffing 振子的行为

采用 Homels 型 Duffing 方程,它是最典型的刚性受迫振动模型。其方程式如下:

$$\begin{cases} \dot{x} = y \\ \dot{y} = -ky + ax - bx^3 + \gamma \cos(\omega t) \end{cases}, \quad (1)$$

式中: k 为阻尼系数; $(-ax + bx^3)$ 为非线性恢复力; ω 和 γ 为振子内部周期摄动力的角频率和幅值; x 为 Duffing 振子的输出。一般令 $k=0.5$, $a=1$, $b=1$ 。

令 $t = \omega_0 \tau$, 式(1)可变换为状态方程:

$$\begin{cases} \dot{x} = \omega_0 y \\ \dot{y} = \omega_0 (-0.5y + x - x^3 + \gamma_0 \cos(\omega_0 t)) \end{cases}, \quad (2)$$

式中 γ_0 为临界策动力幅值。

Duffing 混沌振子具有以下的运动行为特征:

(1)策动力幅值 γ 控制着整个混沌运动的状态。在同一策动力频率 ω 一定时,伴随着 γ 的增加,系统的相轨迹特征也不尽相同;

(2)系统的运动存在着 3 个阶段,即小尺度周期状态,混沌状态和大尺度周期运动状态。在这 3 个状态之间存在着两个策动力阈值 γ_a 和 γ_b ,当 $\gamma < \gamma_a$ 时,系统处于小尺度周期运动状态,当 $\gamma > \gamma_b$ 时,系统处于大尺度周期运动状态,当 $\gamma_a < \gamma < \gamma_b$ 时,系统处于混沌状态。

2.2 检测原理

先寻找该系统的混沌态至大尺度周期态转变的临界阈值 γ_b ,将 γ 调整至略小于 γ_b ,使系统处于运动态即将发生转变的临界状态;将待测信号加入该混沌振荡子系统,此时,内部周期摄动力和待测信号构成总策动力,待测信号十分微小的幅值变化都会对总策动力的幅值产生影响,从而使系统的相空间轨迹发生转变。由于混沌状态和大尺度周期态在相图上表现的区别非常明显,所以可以用 Duffing 振子的这一特性来对信号进行检测。

如果加入待测微弱周期信号和噪声后,式(2)可以写成:

$$\begin{cases} \dot{x} = \omega_1 y \\ \dot{y} = \omega_1 (-ky + x - x^3 + \gamma_0 \cos(\omega_1 t) + \gamma_1 \cos(\omega_1 t + \theta) + N(t)) \end{cases}, \quad (3)$$

其中: $\gamma_1, \omega_1, \theta$ 分别为待测信号的幅值、角频率和相位; $N(t)$ 为噪声。根据式(3)即可检测出待测信号是否含有相同频率的微弱信号。

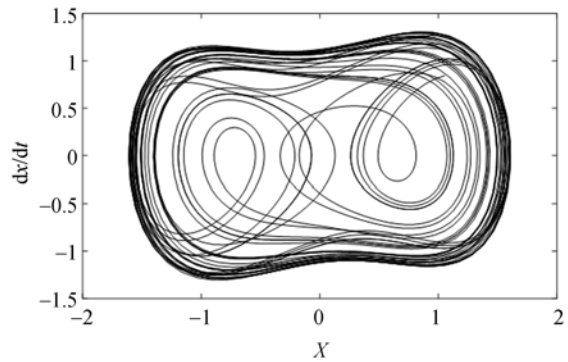
3 极半径不变矩判据

3.1 问题提出

混沌振子检测的一般过程如下图所示:首先设定一个 γ 略小于 γ_b 的策动力,构造一个处于混沌运动状态即将发生大尺度周期状态转变的临界混沌振子,如图 1(a)所示;加入待检信号,观察混沌振子相图是否发生转变,如果发生转变,则如图 1(b)所示;但是在实际检测应用过程中,由于噪声的影响,往往会产生如图 1(c)的结果。此时人眼无法识别出相态是否发生转变,需要进行特征值计算以判断是否存在与所构造的混沌振子同频率的特征信号。针对此问题,本文提出一种基于图像识别的极半径不变矩的相图相态转变判据。

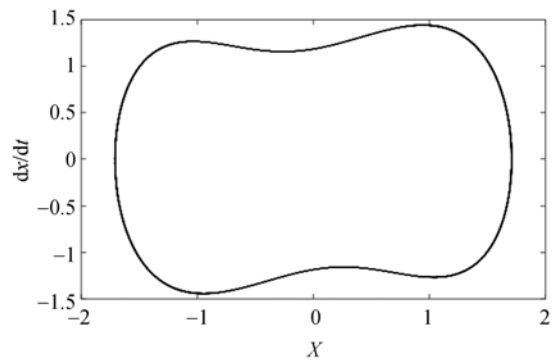
3.2 极半径不变矩

文献[8-9]证明,极半径矩具有平移不变性,



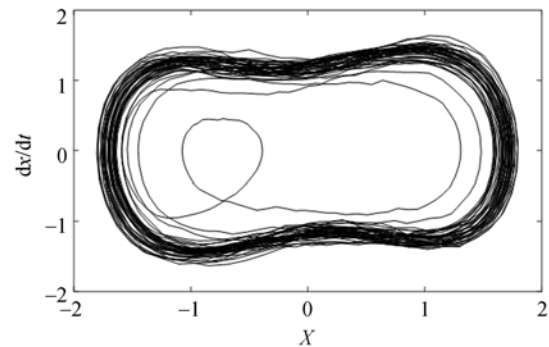
(a)混沌运动状态

(a)Chaotic motion state



(b)理想的大尺度周期状态

(b)Ideal large-scale periodic state



(c)受噪声影响的大尺度周期状态

(c)Large scale periodic state affected by noise

图 1 混沌振子状态转变过程图

Fig.1 Diagram of transition process of chaotic oscillator

旋转不变性及尺度不变性。这些性质说明极半径不变矩可以用于图像的自动识别过程中。

对于一个二维图像,设其在 (x, y) 点处的灰度值为 $f(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{点在区域内} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$, (x_0, y_0) 为图像的形心。

D 为图像区域, A 为区域面积。定义极半径为:

$$r = \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}, \quad (4)$$

r 为区域中的点到形心点的距离。

P 阶极半径中心矩的定义为:

$$m_{cp} = \iint_D (r - \bar{r})^p ds, \quad (5)$$

其中 $\bar{r} = \frac{1}{A} \iint_D r ds$, $ds = r dr d\theta$ 是极坐标下 (r, θ) 处的面积单元。

对于离散的二维图像, 可以用求和代替式子中的积分运算。如果采样像素为 1, 则面积的最小增量也为 1 个像素, 则归一化的极半径矩及极半径中心矩可以改写为:

$$m_{np} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \left(\frac{r_i}{\bar{r}}\right)^p, \quad (6)$$

其中 K 为区域内被检测像素的总和。

3.3 极半径不变矩特性

令 $\omega_0 = 1$, 不加入待检信号, 对式(3)采用 4 阶 Runge-Kutta 算法进行求解, 初始条件为 $x(0) = 0, y(0) = 0$, 计算步长 $h = 0.1$, 时间 100π , 采用夹逼方法计算出系统的临界策动力值的取值在 0.826 385~0.826 386 之间。依次令 γ_0 以步长 0.005 从 0.7 增大至 0.9, 绘制观察混沌振子相图的极半径不变矩取值变化图。由下图可以看出, 极半径不变矩的变化曲线呈现出较为明显的单调递增性, 在策动力 $\gamma_0 < 0.825$ 时, 其值基本保持在 1.31 以下, 而当 $\gamma_0 > 0.83$ 时, 极半径不变矩的值阶梯式增加, 并且稳定在 1.5 以上, 说明在临界策动力值 γ_0 处存在状态转变这一过程, 且极半径不变矩值存在阶跃变化。因此由极半径不变矩的取值可以进行混沌振子相态的判别。

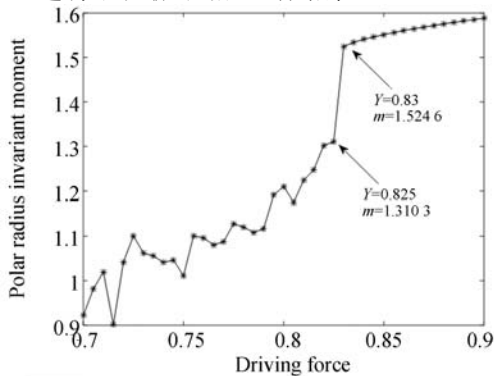
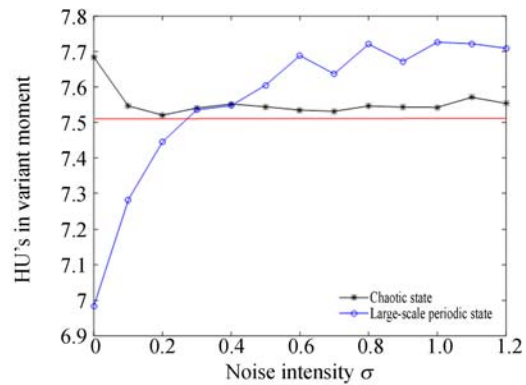


图 2 极半径不变矩-策动力变化曲线

Fig. 2 Polar radius invariant moment- driving force change curve

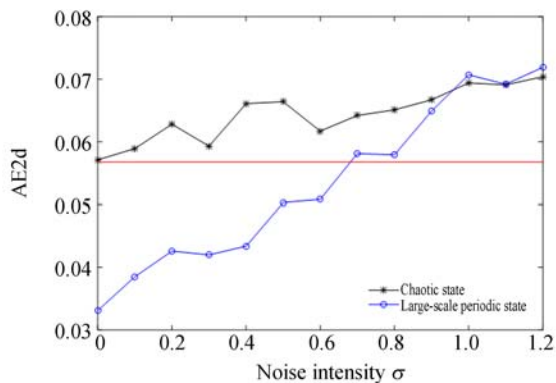
为了验证极半径不变矩的抗噪声干扰性能, 按照前文方法构造混沌振子。令 $\gamma_0 = 0.82, \gamma_1 = 0.01$, 计算步长 $h = 0.1$, 时间 100π 。同时向混沌振子中加入均值为 0、方差为 σ^2 的高斯白噪声, 噪声 σ 值由 0 增大至 1.2, 绘制混沌状态及大尺度周期状态下的极半径不变矩值变化情况。当两种状态下的特征值曲线相交时, 即认为是由于此噪声影响, 导致该识别方法失效。并以 Hu 氏不变矩判据、二维近似熵判据作为对比, 绘制 3 种判据抗噪声能力的对比图^[10-13], 如图 3 所示。

观察图 3(a), 在噪声强度 σ 增大至 0.2 时, Hu 氏不变矩参数 φ_1 在两种状态下的值已经出现重合, 此时, 采用 Hu 氏不变矩方法进行混沌振子状态判断的方法失去作用。观察图 3(b), 虽然在当噪声强度 $\sigma > 0.9$ 后, 曲线发生重合, 但是在 $\sigma = 0.7$ 时, 大尺度周期状态下的二维近似熵值就已经超过 $\sigma = 0$ 时的混沌状态下的二维近似熵值,



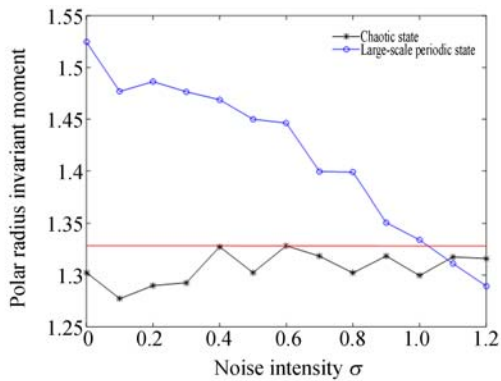
(a) HU 氏不变矩识别受噪声影响曲线

(a) Curve of HU's invariant moment recognition under noise



(b) 二维近似熵识别受噪声影响曲线

(b) Two-dimensional approximate entropy recognition under noise



(c) 极半径不变矩识别受噪声影响曲线

(c) Polar radius invariant moment recognition under noise

图 3 3 种识别方法抗噪声能力对比图

Fig. 3 Comparison among identification methods against noise

由于在实际检测过程中,噪声强度是无法预知的。这说明,如果此时计算得到二维近似熵的值,无法判断究竟是在无噪声(低噪声)强度下的混沌态还是高噪声下的大尺度周期态,因此,在噪声强度 $\sigma = 0.7$ 时,二维近似熵方法就已经失去作用。观察图 3(c),该方法在 $\sigma = 1.1$ 时,两种状态下的取值发生重合,但是在 $\sigma = 1$ 时,大尺度周期状态下的极半径不变矩值已经约等于混沌状态下的极半径不变矩值,此时,极半径不变矩方法失去作用。

通过上述加噪过程的对比,可以发现,在这 3 种方法中,极半径不变矩方法的抗干扰能力最强,其最大可检测噪声强度为 $\sigma = 1$ 。

定义信噪比 SNR:

$$\text{SNR} = 10 \lg \left[\frac{S_\sigma}{N_\sigma} \right], \quad (7)$$

式中: $S_\sigma = \sum_{l=1}^L (S(l) - \mu_s)^2$, $N_\sigma = \sum_{l=1}^L (N(l) - \mu_N)^2$, $S(l)$ 为长度 L 的周期信号, $N(l)$ 为相同长度的噪声信号, μ_s 为 $S(l)$ 的均值, μ_N 为 $N(l)$ 的均值。根据加入高斯白噪声前后的时间序列,可计算出极半径不变矩方法可检测信号的信噪比达到 -36.99 dB。

4 滚动轴承早期故障识别实例

钻机是在地质勘探中,带动钻具向地下钻进的大型旋转机械。其中钻机动力头是整个钻机的钻进动力来源,对钻机动力头轴承进行早期故障

的识别,可以将故障修复在萌芽状态,提升钻探工作的效率,节约钻探成本。图 4 为钻机动力头轴承振动信号采集平台。

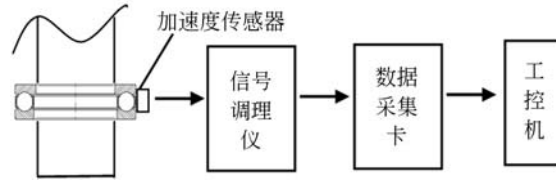


图 4 钻机轴承信号采集平台

Fig. 4 Bearing signal acquisition platform of drilling machine

钻机动力头中使用的轴承型号为 6211, 外径 100 mm, 内径 55 mm, 滚动体个数为 10 个, 滚动体直径为 13.5 mm。在轴承外圈表面加工 1 个宽 0.5 mm、深 1 mm 的小槽, 用来模拟轴承外圈早期裂纹故障。传感器采用 INV9822 型加速度传感器, 数据采集卡为研华 PCI-1711。图 5 为钻机动力头故障轴承照片。



图 5 钻机动力头故障轴承

Fig. 5 Fault bearing of drilling machine power head

根据上文搭建的试验平台,选择外圈故障的轴承振动数据进行故障识别。根据公式及轴承参数计算出外圈故障频率为:

$$f_i = \frac{1}{2} f_r \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) Z = \frac{1}{2} \times \frac{1600}{60} \times \left(1 - \frac{13.5}{77.5} \right) \times 10 = 110.1 \text{ Hz}, \quad (8)$$

该特征频率对应的角频率为 691.84 rad/s。

构造出混沌振子如下:

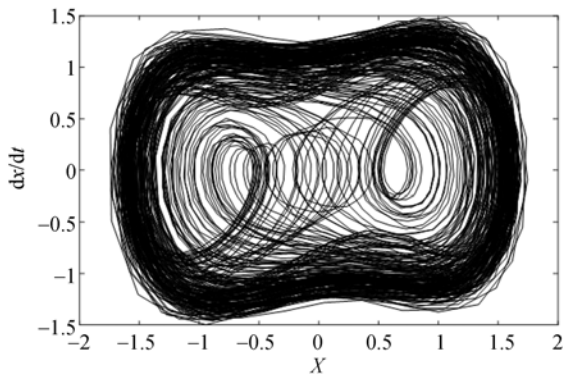
$$\begin{cases} \dot{x} = 691.84 y \\ \dot{y} = 691.84 (-ky + x - x^3 + \gamma_0 \cos(691.84t) + \gamma_1 \cos(\omega_1 t + \theta) + N(t)) \end{cases} \quad (9)$$

采用钻机动力头马达处采集的一组轴承振动

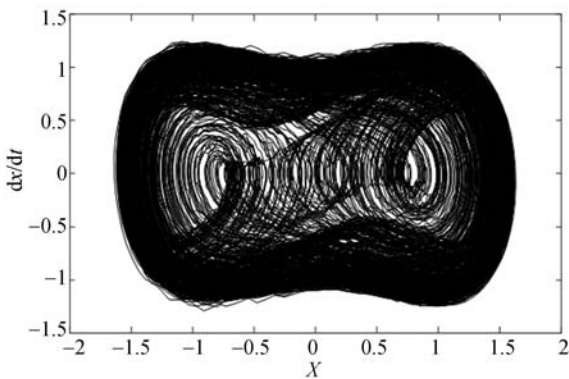
信号代替上式的 $\gamma_1 \cos(\omega_1 t + \theta) + N(t)$ 。根据前文计算得出 $\gamma_0 = 0.826$ 。为了避免混沌振子的形态被破坏,对构造的混沌振子角频率进行等比例缩小等预处理。

混沌振子发生转变的过程如图 6 所示。其中,图 6(a)为构造的处于临界状态的混沌振子;图 6(b)为在此临界混沌振子中加入正常轴承振动信号后的振子相图。从图中可以看出,振子相图并未发生状态转变,说明构造好的混沌振子只对特定频率信号响应。

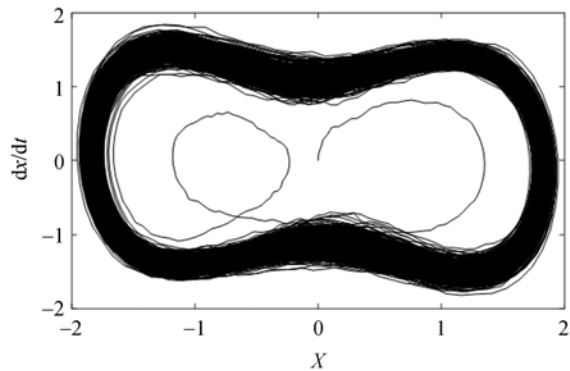
图 6(c)和图 6(d)分别为加入外圈故障振动信号后的混沌振子相图,和图 6(a)和图 6(b)对比可以看出,相图出现了变化,其中图 6(c)凭肉眼即可诊断出加入的待检信号中含外圈故障频率;但对于图 6(d)如果不采用智能识别方法,很难识别相图是否发生了从混沌状态到大尺度周期状态转变这一过程。



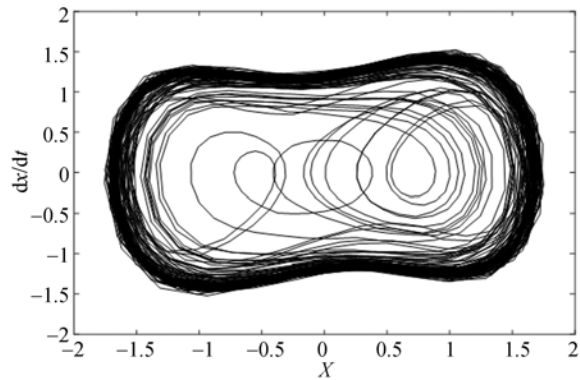
(a) 处于混沌状态的 duffing 振子
(a) Duffing oscillator in chaotic state



(b) 加入正常轴承振动信号的振子相图
(b) Oscillator change added normal bearing vibration signal



(c) 加入故障信号变化明显的振子图
(c) Obvious oscillator change added fault signal



(d) 加入故障信号变化不明显的振子图
(d) Not obvious oscillator change added fault signal

图 6 混沌振子检测钻机动头马达轴承故障

Fig. 6 Fault detection of power head motor bearing of drilling machine based on chaotic oscillator

对混沌振子识别结果相图 6(d)进行基于 HU 氏不变矩、二维近似熵及极半径不变矩 3 种判据的智能识别,3 种方法识别结果如下表所示。

表 1 3 种智能识别方法对混沌振子状态转变识别效果对比
Tab. 1 Comparison of three intelligent identification methods for chaotic oscillator state transition

| | HU 氏 不变矩 | 二维 近似熵 | 极半径 不变矩 |
|---------|-------------|-----------|------------|
| 加入待检信号前 | 10.42 | 0.181 0 | 1.246 7 |
| 加入待检信号后 | 8.09 | 0.124 3 | 1.449 7 |

由表 1 的识别结果可知,3 种智能识别的方法都发生了较为明显地变化,这表明混沌振子相图确实发生了改变,但是从图 3 中分析可知,HU 氏不变矩判据阈值约为 7.52,即大于 7.52 被认

为混沌运动状态,而此时加入待检信号后 HU 不变矩值为 8.09,判断结果为混沌态,与实际情况不符;二维近似熵也存在同样问题,根据图 3 所示的阈值 0.057 1,其计算结果 0.124 3 也被判定为混沌态,与事实不符;只有极半径不变矩识别方法的变化范围和图 3 结果相符,加入待检信号前取值为 1.246 7,判定为混沌态,加入待检信号后,取值为 1.449 7,判定为大尺度周期态。这表明极半径不变矩识别法具有更加广泛的适用范围及更强的检测能力。

同时根据构建的试验台及试验过程,对基于钻机动力头处轴承的外圈故障 100 组进行识别结果统计,当 3 种判断方法有任意一种方法失效时即计入表格,统计结果如表 2 所示,其中加黑数值为超出阈值导致错误判定的数值。

表 2 钻机动力头轴承早期故障数据识别结果对比

Tab. 2 Identification results of early fault data of power head bearing of drilling machine

| 试验数据序号 | HU 不变矩 | 二维近似熵 | 极半径不变矩 |
|-----------|-------------|----------------|----------------|
| 14 | 7.68 | 0.043 5 | 1.453 8 |
| 23 | 7.88 | 0.084 0 | 1.414 2 |
| 25 | 7.78 | 0.050 8 | 1.382 0 |
| 31 | 8.05 | 0.183 1 | 1.201 1 |
| 32 | 8.11 | 0.194 7 | 1.195 7 |
| 39 | 7.59 | 0.071 6 | 1.341 2 |
| 46 | 7.68 | 0.049 8 | 1.392 5 |
| 48 | 7.96 | 0.200 8 | 1.213 3 |
| 63 | 7.74 | 0.042 9 | 1.501 9 |
| 69 | 7.99 | 0.161 5 | 1.185 4 |
| 71 | 6.84 | 0.095 3 | 1.432 2 |
| 84 | 8.13 | 0.135 4 | 1.238 7 |
| 89 | 7.62 | 0.075 8 | 1.538 4 |

参考文献:

- [1] 赵吉文,俞巧云,王建平,等. 往复式机械非平稳信号的混沌与分形[J]. 光学精密工程, 2003, 11(6): 637-642.
ZHAO J W, YU Q Y, WANG J P, et al.. Study of fault signals from main bearing of internal-combustion engine using chaos and fractal theories[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2003, 11(6): 637-642. (in Chinese)
- [2] GALVANETTO U. Numerical computation of Lyapunov exponents in discontinuous maps implicitly de-

在上述识别过程中,对于 100 组故障轴承数据:极半径矩识别方法的成功率还是达到了 95%,有 5 组数据故障模式识别错误;二维近似熵方法有 9 组数据故障模式识别错误,识别准确率为 91%;HU 氏不变矩法有 12 组数据故障模式识别错误,识别准确率为 88%。由此看来,基于极半径不变矩判据的轴承早期故障识别方法在识别准确率上较另外两种方法提高了 4%~7%;并且在极半径不变矩方法识别错误的情况下,另外两种方法均出现无法识别的情况,这也正是因为钻机动力头处轴承振动剧烈,且易受到地层的冲击影响,导致信号中混合的噪声强烈,因此识别准确率降低。但是,极半径不变矩法识别混沌振子的相态转变,相对现有的两种方法而言,识别的准确率更高,这也证明这种方法具有更强的抗干扰能力及识别能力。

5 结 论

本文讨论了 Duffing 混沌振子对异频信号的检测效果,证明其可用于检测与振子内部周期摄动力同频率的微弱信号。并针对其相图转变识别过程这一关键问题,提出了一种基于极半径不变矩的相图识别方法,最低检测信噪比达到-36.99 dB。并将这一方法与 Hu 氏不变矩方法、二维近似熵方法进行对比,表明其在抗噪声干扰方面更具优势,识别的准确率也提高了 4%~7%,克服了由肉眼观察混沌振子相图转变容易产生错误,甚至无法进行识别的缺点,具有准确性更高,抗噪声干扰更强的优势,并且经受了实际数据的检验。

- fined[J]. *Computer Physics Communications*, 2000, 131(1-2): 1-9.
- [3] 石建飞,张艳龙,王丽,等. Duffing 系统在双参数平面上的动力学特性分析[J]. 应用力学学报, 2017, 34(2): 250-256.
SHI J F, ZHANG Y L, WANG L, et al.. Dynamic character analysis of Duffing system in two-parameter plane[J]. *Chinese Journal of Applied Mechanics*, 2017, 34(2): 250-256. (in Chinese)
- [4] 李国正,张波. 基于 Duffing 振子检测频率未知微弱信号的新方法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(1): 181-189.

- LI G ZH, ZHANG B. Novel method for detecting weak signal with unknown frequency based on Duffing oscillator[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(1): 181-189. (in Chinese)
- [5] LUO A C J, OCONNOR D M. On periodic motions in a parametric hardening Duffing oscillator[J]. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 2014, 24(1): 1430004.
- [6] JI CH P, GUO W P, JI H H, *et al.*. Unknown weak signal detection based on Duffing oscillator[J]. *Sensors & Transducers*, 2014, 162(1): 190-196.
- [7] 孙慧贤, 张玉华, 罗飞路. 航空发动机篦齿盘表面裂纹的视觉检测[J]. *光学精密工程*, 2009, 17(5): 1187-1195.
SUN H X, ZHANG Y H, LUO F L. Visual inspection of surface crack on labyrinth disc in aero-engine[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(5): 1187-1195. (in Chinese)
- [8] 郭树旭, 赵静, 李雪妍. 基于中心-轮廓距离特征统计的形状表示方法[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(6): 1365-1371.
GUO SH X, ZHAO J, LI X Y. Research on shape representation based on statistical features of centroid-contour distance[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(6): 1365-1371. (in Chinese)
- [9] 曹茂永, 孙农亮, 郁道银. 用于模式识别的极半径不变矩[J]. *计算机学报*, 2004, 27(6): 860-864.
CAO M Y, SUN N L, YU D Y. Polar-radius-invariant-moment for pattern recognition[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2004, 27(6): 860-864. (in Chinese)
- [10] 田秋红, 孙政荣. 基于 Hu 不变矩和 BP 网络的条形码图像识别方法[J]. *计算机工程与设计*, 2012, 33(4): 1563-1568.
TIAN Q H, SUN ZH R. Bar code recognition method based on invariable moment and BP network classifier[J]. *Computer Engineering and Design*, 2012, 33(4): 1563-1568. (in Chinese)
- [11] BOLDYŠ J, FLUSSER J. Extension of moment features' invariance to blur[J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2008, 32(3): 227-238.
- [12] 李强, 王太勇, 胥永刚, 等. 基于混沌和二维近似熵的滚动轴承故障诊断[J]. *振动工程学报*, 2007, 20(3): 268-273.
LI Q, WANG T Y, XU Y G, *et al.*. Fault diagnosis of rolling bearings based on chaos and two-dimensional approximate entropy[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2007, 20(3): 268-273. (in Chinese)
- [13] YAN R Q, GAO R X. Approximate entropy as a diagnostic tool for machine health monitoring[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(2): 824-839.

作者简介:



李 扬(1984—),男,江西南昌人,博士研究生,高级工程师,2009年于西南交通大学大学获得硕士学位,主要从事钻探机械设备智能监测及故障诊断方面的研究。E-mail: bogekanpu_10@163.com

导师简介:



傅 攀(1961—),男,四川成都人,教授,博士生导师,1996年英国曼彻斯特大学理工学院,访问学者,主要从事机械故障诊断及智能模式识别的算法研究。E-mail: pfu@swjtu.edu.cn

(本栏目编辑:秦 思)